

논문 2009-46CI-6-3

심전도기반 u-Healthcare 시스템을 위한 파형추출 방법

(Development of Signal Detection Methods for ECG (Electrocardiogram) based u-Healthcare Systems)

민 철 홍*, 김 태 선**

(Chul Hong Min and Tae Seon Kim)

요 약

본 논문에서는 심전도 기반의 u헬스케어시스템을 위한 다용도 신호추출 방법을 제안한다. 심전도 기반의 u헬스케어시스템 구현을 위해서는 심장질환 진단을 위한 QRS파형의 추출기술이 필수적이다. 또한, 보안성 및 편의성을 위하여 u헬스케어시스템에서 ECG신호와 같은 생체신호에서 직접 사용자의 신원을 확인할 수 있는 생체인식기능을 보유하고 있다면 매우 유용하다. 이를 위해서 본 논문에서는, 리드II 파형으로부터 QRS파형을 추출하고, 또한 상대적으로 노화 및 질환에 따른 변동에 강건한 리드III 파형으로부터 생체인식을 위한 신호추출법을 제안한다. 리드II 파형으로부터 QRS신호추출성능을 검증하기 위해 MIT-BIH 데이터베이스의 심전도신호가 사용되었고 99.36%의 정확도 및 99.68%의 민감도성능을 보였다. 또한 생체인식용 신호추출성능평가를 위해서는 다양한 측정환경을 고려하기 위해 음주, 흡연 및 운동 직후 리드III파형이 측정되었고 99.92%의 정확도 및 99.97%의 민감도 성능을 보였다.

Abstract

In this paper, we proposed multipurpose signal detection methods for ECG (electrocardiogram) based u-healthcare systems. For ECG based u-healthcare system, QRS signal extraction for cardiovascular disease diagnosis is essential. Also, for security and convenience reasons, it is desirable if u-healthcare system support biometric identification directly from user's bio-signal such as ECG for this case. For this, from Lead II signal, we developed QRS signal detection method and also, we developed signal extraction method for biometric identification using Lead II signal which is relatively robust from signal alteration by aging and diseases. For QRS signal detection capability from Lead II signal, ECG signals from MIT-BIH database are used and it showed 99.36% of accuracy and 99.68% of sensitivity. Also, to show the performance of signal extraction capability for biometric diagnosis purpose, Lead III signals are measured after drinking, smoking, or exercise to consider various monitoring conditions and it showed 99.92% of accuracy and 99.97% of sensitivity.

Keywords: 심전도 파형추출, 심전도 생체인식, 심장질환, 심전도 리드III 파형, 심전도 리드II 파형

I. 서 론

미국심장협회의 기록에 따르면, 심장질환은 환자를

* 학생회원, 가톨릭대학교 컴퓨터공학과
(Dept. of Computer Science and Eng., The Catholic University of Korea)

** 정희원-교신저자, 가톨릭대학교 정보통신전자공학부
(School of Information, Communications and Electronics Eng., The Catholic University of Korea)

※ 본 연구는 2008년도 산학협동재단의 학술연구비 지원사업에 의해서 수행된 연구임.

접수일자: 2009년9월28일, 수정완료일: 2009년11월2일

사망에 이르게 하는 비율이 가장 높은 질환으로 지속적인 관리가 필요하다고 지적되고 있으며, 우리나라에서도 고령화와 식생활변경에 따라 심장관련 질환에 대한 관심이 높아지고 있는 추세이다^[1]. 이와 더불어 최근, 유비쿼터스 IT 기술을 활용하여 언제, 어디서나 편리하게 질병예방 뿐만 아니라 진단과 치료, 사후 질병관리 등의 의료서비스를 받을 수 있는 u-Health에 대한 관심이 높아지면서 초고속인프라를 바탕으로 홈 네트워크와 u-City를 연동한 u-Health 시스템의 개발이 활발히 이루어지고 있다^[2]. 또한 소득 수준이 향상되고 의료정보에 대한 관심이 높아지면서 잘 갖춰진 초고속인프라를

활용한 질병예방, 진단, 처방 및 치료를 동시에 관리할 수 있는 개인 맞춤형 통합 건강관리 시스템의 필요성이 대두되고 있다^[3]. 그러기 위해서는 헬스케어 장비에서 생체신호를 측정하는 측정부, 질병을 진단 할 수 있는 진단부와 함께 사용자를 파악할 수 있는 인식부가 갖추어 있어야 한다. 그러나 현재 개발되고 있는 헬스케어 장비는 사용자인식을 위해 별도의 키패드를 이용하여 패스워드를 입력하거나 개인 인증 절차를 거쳐야 하는 단점이 있었다. 이와 같은 방식은 의료정보화 환경에서 더욱 심각하게 대두되고 있는 개인의 병력을 포함한 다양한 생체정보의 보안에 있어 매우 취약하다는 단점이 있었다. 이러한 문제점을 해결하기 위하여 본 연구팀에서 심전도 리드III 파형을 이용하여 별도의 키패드 혹은 개인 인증 절차가 필요 없이 심장질환 진단과 개인인증이 동시에 가능한 환자 맞춤형 심전도 생체인식 시스템에 관한 연구를 진행한 바 있다^[4]. 그러나 기존의 심장질환 진단 시스템^[5-7]과 심전도 생체인식 시스템^[8-11]은 각각의 목적에 맞는 알고리즘만 연구되었을 뿐 진단과 개인인증을 동시에 처리할 수 있는 알고리즘에 대한 연구는 진행된바 없었다. 따라서 이와 같은 알고리즘을 구현하기 위해서는 필요에 따라 원하는 파형을 추출할 수 있는 다목적 파형추출 알고리즘이 필요하다. 그림 1. 은 u-Healthcare 시스템 내에서 심장질환 진단 결과 및 건강상태를 심전도 생체인식을 통하여 데이터베이스에 접근하고 그 데이터를 관리할 수 있는 심전도 생체인식 모듈이 내장된 u-Healthcare 시스템의 개요도이다.

기존의 심전도 진단을 위한 파형추출 알고리즘은 이동윈도우적분(moving-window integral)^[5], 힐버트 변환(hilbert transform)^[6], 웨이블릿 변환(wavelet transform)^[7] 등 다양한 방법들이 연구되고 있으며, 파

형추출률 또한 높은 수준의 결과들을 보이지만 계산량이 많아 시스템으로 구현하기에는 어려움이 있는 알고리즘이 대부분 이었다. 또한 심전도 생체인식의 경우는 진단을 위한 파형인 심전도 리드II 파형을 이용하였기 때문에 별도의 파형추출 알고리즘이 필요 없이 기존의 파형추출 방식을 그대로 이용하였다^[8-10]. 그러나 심전도 리드II 파형은 심장질환을 위한 정형화된 파형으로 심장질환이 생기지 않는 이상 개인마다 큰 차이가 없어 생체인식용 파형으로는 적합하지 않다는 단점을 가지고 있다.

따라서 본 논문에서는 기존의 연구^[4]를 확장하여 심전도 리드II 파형보다 개인차가 큰 심전도 리드III 파형을 심전도 생체인식 파형으로 이용하고, 진단을 위한 심전도 리드II 파형과 생체인식을 위한 심전도 리드III 파형을 각각의 목적에 따라 모두 추출할 수 있는 파형추출 알고리즘을 제안한다. 제안한 알고리즘 중 생체인식을 위한 심전도 리드III 파형의 성능 평가는 다양한 환경에서 측정된 30명의 데이터를 대상으로 이루어 졌으며, 파형추출 결과 99.92%의 정확도를 보였다. 또한 동일한 알고리즘을 MIT-BIH 데이터베이스에서 무작위로 선정한 12명의 심장질환자 데이터를 이용하여 심장질환을 위한 파형 추출률을 실험한 결과 99.36%의 성능을 보였다. 본 논문에서 제안한 알고리즘은 심전도 리드II,III 신호뿐만 아니라 다양한 심장질환 파형을 모두 추출할 수 있을 뿐만 아니라 기존의 파형추출 알고리즘에 비해 계산량이 많지 않아 시스템구성에 유리할 것으로 기대한다. 또한 별도의 패스워드나 아이디 입력 장치 없이 동시에 환자확인 및 질환 진단, 그리고 데이터베이스 관리까지 가능한 u-healthcare 시스템에 본 파형추출 알고리즘으로 적용이 가능하므로 보안성 및 편의성측면에서 큰 이점을 가질 것으로 기대한다.

II. 심전도 파형 정의

심전도를 이용한 심장질환 진단은 일반적으로 심전도 리드II 파형을 이용하여 진단되어 지기 때문에 기존 심전도 리드II 파형에 대한 정보들은 정형화되어 정의되어 왔다. 그러나 심전도 리드III 파형은 현재까지 각각의 파형들에 대한 명칭들이 정의되어 있지 않아 그 표현이 모호할 수 있기 때문에 본 논문에서는 심전도 리드III 파형을 정의하여 표현의 모호성을 배제하였다.

상기 기술한 바와 같이 심장질환은 심전도 리드II 파

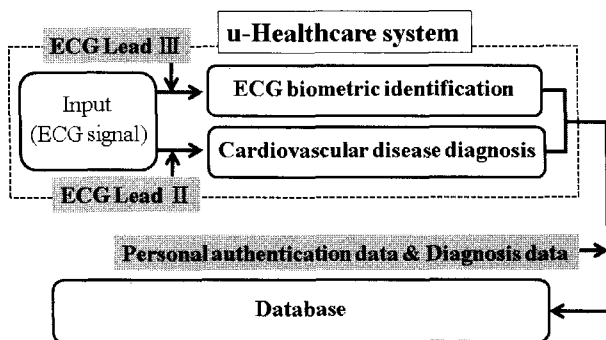


그림 1. ECG 생체인식 모듈이 내장된 헬스케어 시스템의 개요도

Fig. 1. Block diagram of ECG u-healthcare system with embedded biometric identification module.

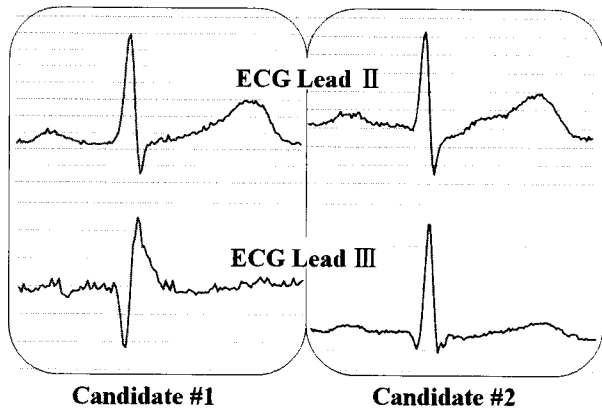


그림 2. 서로 다른 측정자의 심전도 리드II 파형과 III 파형의 비교
 Fig. 2. Comparison of ECG Lead II and Lead III signals for different candidates.

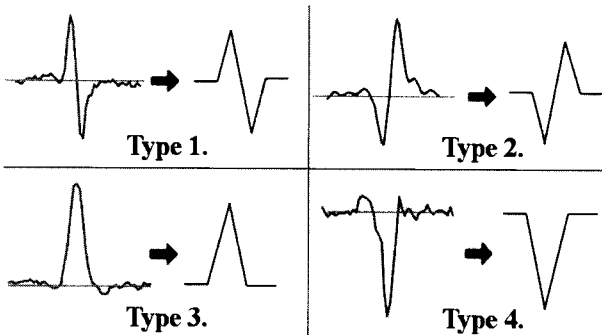


그림 3. 심전도 리드III 파형의 4가지 파형정의
 Fig. 3. Definition of Four-types of Lead III signals for biometric identification.

형을 이용하여 진단되어진다. 또한, 리드II 파형을 이용하여 생체인식을 진행한 연구결과도 보고되고 있다^[8-10]. 통상 심전도 리드II 파형은 그림 2와 같이 서로 다른 측정자라 할지라도 일반적으로 질환이 없는 정상인의 경우 비슷한 형태를 보인다. 따라서 기존의 심전도 리드II 파형을 이용한 생체인식 방법은 신호에 잡음이 포함되거나 생체인식 대상자가 늘어났을 경우 신뢰성이 낮아질 수 있다는 단점이 있다. 반면 심전도 리드III 파형은 비슷한 심전도 리드II 파형을 갖는 측정자라 할지라도 다른 모양의 파형을 보이기 때문에 심전도 리드II 파형보다는 심전도 리드III 파형이 심전도 생체인식에 더 효과적이다. 통상 심전도 리드III 파형은 그림 3에 나타난 바와 같이 개인마다 크게 4가지 타입(type)의 파형으로 정의 할 수 있고, 특별한 심장질환이 없는 이상 모든 측정자는 4가지 타입으로 분류되어 질 수 있다. 또한 같은 타입의 파형이라 할지라도 세부 모양과 특징 값이 각각 달라 생체인식에 용의하다는 장점이 있다.

표 1. 실험 대상자의 심전도 리드III 신호의 타입별 분포

Table 1. Type distribution of ECG lead III signal of candidate.

타입	비율 (%)
type 1.	20
type 2.	16.66
type 3.	46.66
type 4.	16.66

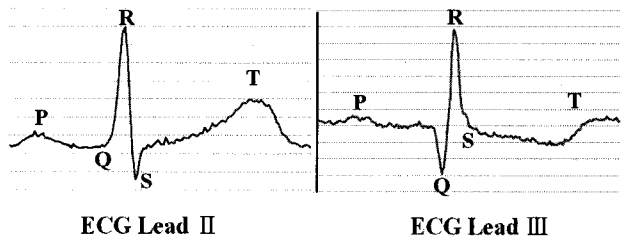


그림 4. 심전도 리드III 신호의 각 위치별 명칭 정의
 Fig. 4. Symbolic Definition of Lead III signal (borrowing from symbolic name of Lead II signal).

실험대상으로 선정된 30명의 심전도 리드III 파형의 타입별 비율은 표 1.과 같으며, 이러한 타입별 특성은 흡연이나 음주, 카페인 복용, 운동 직후에 측정하여도 변하지 않았다. 또한 본 논문에서는 심전도 리드III 파형의 이해를 쉽게 하기 위하여 그림 4와 같이 심전도 리드II 신호에서 사용되는 각 파형의 명칭을 이용하여 심전도 리드III 신호에서도 동일하게 사용하였다.

III. 파형 추출

리드III 파형을 이용하는 심전도 생체인식 알고리즘의 경우 일반적인 심장질환 진단 알고리즘과는 상이한 특징들을 사용하게 된다. 예를 들어, 그림 5에 나타난 바와 같이 진단에서는 큰 문제가 되지 않는 작은 신호의 왜곡이 꼭짓점 개수 등을 고려하는 생체인식의 경우는 큰 오류로 간주될 수도 있다. 따라서 본 논문에서는 심전도 리드II,III 신호의 R정점(R-peak, 이후: R(II,III)파)을 찾은 후 그 위치를 저장하고 저장된 정점의 위치를 이용하여 왜곡되지 않은 원신호에서 파형을 추출하는 방법을 사용하였다.

심전도 신호는 측정자의 움직임이나 측정환경에 따라 다양한 잡음들이 포함되기 때문에 적절한 신호처리 과정을 필요로 한다. 본 논문에서 제안하는 파형 추출

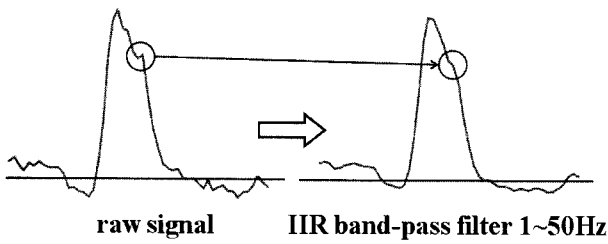


그림 5. 필터링에 의한 심전도 신호의 왜곡
 Fig. 5. Distortion of ECG signal after filtering.

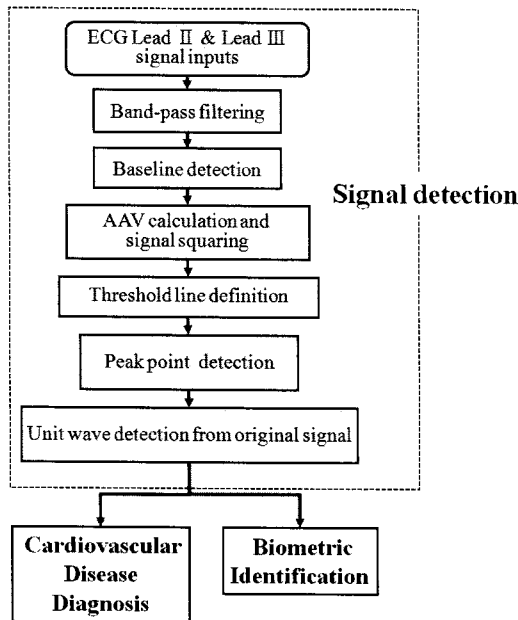


그림 6. 제안된 심전도 리드II,III 신호의 파형추출 알고리즘 순서도
 Fig. 6. Flowchart of the proposed ECG Lead II,III signals detection algorithm.

을 위한 신호처리 순서는 다음과 같다. 먼저, 심전도 신호가 입력되면 대역 통과 필터(bandpass filter)를 이용하여 잡음을 제거하게 된다. 다음, 잡음이 제거된 신호를 이용하여 기저선(baseline)을 결정하고, 그 기저선을 기준으로 심전도 신호들을 전부 절댓값(AAV: absolute amplitude value) 취한다. 그 후 문턱값(threshold line)을 결정하고 심전도 신호의 정점(R(II,III))을 찾은 후 그 위치를 저장한다. 마지막으로 저장된 정점의 위치를 이용하여 필터를 거치지 않은 원신호에서 한파형씩 분류하게 된다. 그림 6.은 심전도 리드II,III 신호의 파형 추출 방법의 전체 순서도이다.

1. 파형의 잡음제거

심전도 신호에서 발생하는 잡음의 종류에는 근육이 움직일 때 발생하는 고주파 신호인 근전도(EMG)와 몸

의 움직임, 호흡, 전극의 움직임에 의해 발생하는 저주파 잡음, 그리고 전원부에서부터 발생하는 60Hz 대역의 전원 잡음으로 구분할 수 있다. 그 중 심전도 신호는 0.05~100Hz의 주파수 대역에 분포하고 있으며, 일반적으로 0.5 혹은 1Hz에서 50 혹은 60Hz 주파수 대역의 대역통과필터를 사용하여 잡음을 제거하고 있다. 본 논문에서 10~15Hz 주파수 대역의 IIR 대역통과 필터(IIR bandpass filter)를 이용하여 심전도 리드II,III 신호의 Q, R, S 파만을 남기고 P, T 파를 포함함 모든 잡음을 제거하였다^[12]. 제안한 알고리즘은 기저선을 기준으로 아래쪽 신호들을 모두 절댓값 하는 방법을 이용하여 파형의 정점을 찾기 때문에 고주파 잡음을 제거하는 것보다 기저선 잡음을 완전히 제거하는 것이 무엇보다 중요하다. 또한 일부 측정자에서 T(II,III)파와 R(II,III)파의 크기가 비슷하여 필터링을 거치면서 파형의 왜곡이 생길 경우 T(II,III)파가 R(II,III)파보다 커져 파형 추출률을 떨어트리는 경우가 발생하기 때문에 P(II,III)파와 T(II,III)파를 완전히 제거하는 것이 좋다.

2. 기저선 정의

기저선 잡음이 완전히 제거되면 파형의 기저선(baseline)을 설정한다. 기저선은 파형의 정점을 추출하기 위한 AAV 알고리즘을 적용할 때 기준선으로 사용되며, 그 위치는 전체 파형들의 진폭(amplitude)값 평균으로 정의한다. 그림 7.은 10~15Hz 주파수 대역의 IIR 대역통과 필터를 이용하여 잡음을 제거시킨 후 기저선을 정의한 그림이다.

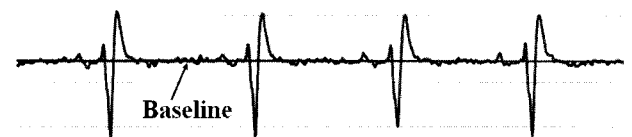


그림 7. 잡음제거 후 심전도 리드III 파형의 기저선 정의
 Fig. 7. Baseline definition of Lead III signal after filtering.

3. AAV(Absolute Amplitude Value)

기저선을 설정한 후 R(II,III) 파를 찾기 위해 설정한 기저선을 기준으로 기저선 아래쪽에 있는 신호들을 모두 절댓값 하여 그 진폭 값을 양수화 한다. 심전도 리드III 신호는 그림 3.과 같이 사람마다 서로 다른 파형을 갖고 있기 때문에 4가지 타입의 경우를 모두 포함한

다양한 모양의 파형을 추출할 수 있어야 한다. 특히 타입 4. 파형과 같은 경우 AAV 방법을 이용하면 쉽게 파형의 R(III)파를 추출할 수 있다는 장점을 가지고 있다. 식 (1)은 파형의 진폭값이 기저선보다 작을 경우의 AAV의 계산식을 나타낸 것이다.

$$\begin{aligned} \text{Absolute amplitude value} \\ = | \text{Amplitude value} | - | \text{Baseline} | \quad (1) \end{aligned}$$

여기서, Amplitude value는 원신호의 진폭 값이고, Baseline은 기저선 값이다.

AAV 방법을 이용하여 파형을 가공한 후 정렬된 모든 진폭값들을 제공하여 파형들을 증폭시킨다. 이때 파형의 정점은 더욱 크게 증폭이 되는 반면 나머지 잡음들은 상대적으로 작게 증폭되어 쉽게 정점(R(II,III))을 찾을 수 있다는 장점이 있다. 만약 여기서 진폭값들을 세제곱 이상 진행할 경우 파형의 정점과 잡음과의 상대적 진폭값들이 커져 정점을 뚜렷하게 표시될 수 있겠지

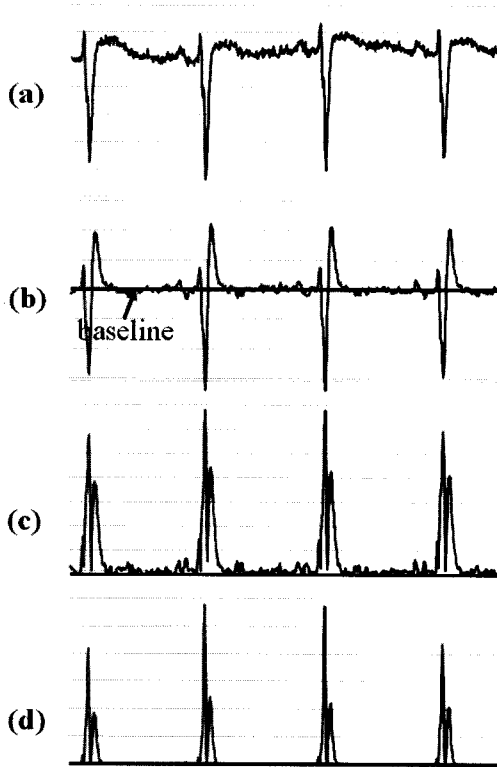


그림 8. (a) 원신호(type 4), (b) 잡음제거 파형(10~15Hz IIR 대역통과 필터), (c) AAV 파형, (d) 제곱 증폭 파형

Fig. 8. Original signal (type 4), (b) Signal after 10~15Hz IIR bandpass filtering, (c) Signal after AAV calculations, (d) Squared signal after AAV calculations.

만 파형들 간의 정점의 크기차도 크게 벌어져 문턱값(threshold line)을 정의하기가 힘들어 지는 단점이 있다. 그림 8의 (a)는 원신호(type 4)이며, (b)는 10~15Hz 주파수 대역의 IIR 필터를 이용하여 잡음을 제거한 파형이다. (c)는 AAV를 적용하여 기저선 잡음을 기준으로 절댓값을 취한파형이고, (d)는 (c)파형을 제공하여 정점 파형을 증폭시킨 파형이다.

4. 정점 추출

필터링과 AAV, 제곱증폭을 거친 파형에서 정점을 추출하기 위해서는 다음의 과정을 따른다. 우선 필터링한 파형의 초기 30~50 샘플은 안정되지 않은 값이므로 고려하지 않고, 다음 250샘플 안에서 최댓값을 찾아 초기 정점값(R(II,III))을 정의한다. 정의된 정점값을 기준으로 100샘플 뒤부터 580샘플까지 최댓값을 찾아 문턱값(threshold line)을 정의하고, 그 문턱값을 처음으로 교차하는 점에서부터 100샘플 안에서 다시 최댓값을 찾게 된다. 식 (2)는 문턱값을 정의한 식이다.

$$\text{Threshold line} = \text{BL} + \text{TC} * (\text{Peak} + \text{BL}) \quad (2)$$

여기서, BL(baseline)은 기저선 값이며, Peak는 R(III)파의 최댓값이고, TC(threshold coefficient)는 0.1~0.4이다.

여기서 문턱값을 정의하여 다시 최댓값을 찾는 이유는 심전도는 다른 생체인식 시스템이나 질환 진단기와 달리 측정자의 측정환경에 영향을 많이 받기 때문이다. 예를 들어, 측정자가 급하게 뛰었거나 놀랐을 경우 심장박동이 빨라지게 되면 360Hz의 샘플링 주파수를 기준으로 130~220 샘플링에 한번씩 R(II,III)파가 발생하는 반면 심장박동이 안정된 경우 360~440샘플링에 한번씩 R파가 발생되기 때문에 정확한 파형추출을 위해서는 심장박동이 느린 측정자를 기준으로 R(II,III)파형을 검사하는 것이 효과적이기 때문이다. 위의 내용을 정리하면 다음과 같은 규칙을 얻을 수 있다.

1. 잡음제거 후 얻어진 초기 안정되지 않은 30~50 샘플을 버린다.
2. 초기 250샘플을 검사하여 최대 정점을 잡는다. (초기 R(II,III)파 검사)
3. 초기 R(II,III)파를 기준으로 130샘플 앞에서부터 580샘플을 스캔한다.(느린 심박장동 고려)
4. 최대 R(II,III)파형과 기저선을 기준으로 문턱값

(Threshold line)을 정의한다.

5. 580샘플 안에서 최초로 문턱값과 교차되는 지점으로부터 100샘플안의 최댓값을 찾는다.
6. 최댓값을 찾지 못할 경우 TC (threshold coefficient)을 낮춰 다시 최댓값을 찾는다.
7. 6.번의 최댓값을 찾은 후 3번으로 돌아가 반복한다.

5. 원신호에서의 파형추출

상기 기술한 일련의 절차를 거쳐 R(Ⅱ,Ⅲ)파형이 추출되면 그에 해당하는 R(Ⅱ,Ⅲ)파형의 위치를 저장하고 원신호에서 다시 R(Ⅱ,Ⅲ)파를 찾는다. 왜냐하면 필터를 거치면서 파형의 왜곡이 일어나 실제 원신호의 R(Ⅱ,Ⅲ)파 값이 이동되는 경우가 발생하기 때문이다. 따라서 저장된 R(Ⅱ,Ⅲ)파의 위치를 기준으로 원신호에서 ±10샘플을 검사하여 추출된 R(Ⅱ,Ⅲ)파형 값이 실제 정점인지 확인하기 위하여 최대·최솟값을 판별하고 그 파형이 정점일 경우 그 위치를 기준으로 파형을 추출한다.

IV. 실험 및 결과

제안하는 파형추출 알고리즘의 검증을 위해 본 논문에서는 리드Ⅲ 파형을 이용한 생체인식용 파형추출실험과 MIT-BIH 데이터베이스의 리드Ⅱ 파형을 이용한 진단질환용 파형추출실험의 두 가지 실험을 진행하였다. 먼저, 다양한 환경에서 측정된 30명의 데이터를 이용하여 심전도 생체인식을 위한 파형추출을 실험하였다. 이때, 그 성능은 식 (3)과 식 (4)에 나타난 바와 같이 민감도(sensitivity: SN)와 정확도(accuracy: ACC)를 이용하여 계산되었다.

$$SN = TP / (TP + FN) \times 100 \quad (3)$$

$$ACC = (1 - (FP + FN) / (TP + FN)) \times 100 \quad (4)$$

여기서, TP, FN, FP는 각각 true positive, false negative, false positive를 의미하며, 표 2.에 나타난 바와 같이 TP는 실제 R(Ⅱ,Ⅲ)파를 정상적으로 추출한 경우, FP는 R(Ⅱ,Ⅲ)파를 추출하지 못했을 경우, FN은 R(Ⅱ,Ⅲ)파가 아님에도 R(Ⅱ,Ⅲ)파로 추출했을 경우이다.

측정자 30명을 대상으로 측정된 11,729개의 파형을 이용하여 심전도 리드Ⅲ 신호의 R(Ⅲ)파를 추출한 결과

표 2. TP, FN, FP의 정의

Table 2. Definition of TP, FN and FP.

		Actual R peak wave	
		Positive	Negative
Test result	Test shows "Positive"	True positive (TP)	False negative (FN)
	Test shows "Negative"	False positive (FP)	-

표 3.과 같이 99.97%의 민감도와 99.92%의 정확도를 나타냈다. 파형추출 정확도가 98.89%로 가장 낮았던 7번 측정자의 경우 운동직후의 파형에서 기저선 잡음이 너무 커 R(Ⅲ)파형이 측정 범위(amplitude)를 넘어서서 파형이 없어진 경우와 잡음이 많이 발생되어 잡음을 R(Ⅲ)파로 인식한 경우였으며, 나머지 17번, 19번, 21번 측정자의 경우도 기저선 잡음이 커서 인식을 못하거나 잡음 많아 잡음을 R(Ⅲ)파형으로 인식한 경우였다.

본 실험에 참여한 측정자들은 모두 심장질환이 없는 사람들로서 정상파형을 대상으로 실험되었다. 실제로 심전도 생체인식의 경우도 심장질환이 없는 측정자를 대상으로 심전도 생체인식을 진행해야지 만약 심장질환이 있어 주기적으로 파형의 모양이 바뀌면 심전도 생체인식을 위한 특징추출 값들도 수시로 변화하기 때문에 생체인식이 불가능하다. 그러나 본 논문에서는 제안한 심전도 파형추출 알고리즘은 심전도 생체인식뿐만 아니라 심장질환 진단을 위한 파형추출 방법에도 응용이 가능하다. 이의 검증을 위해 본 논문에서는 MIT-BIH 데이터베이스의 48명의 심장질환자 중 무작위로 12명을 선정하여 파형추출 성능 및 오차를 실험하였다. MIT-BIH에서 제공하는 심전도 데이터 중 심전도 리드Ⅱ 신호를 이용하여 진단을 위한 파형추출을 진행하였으며, 성능평가 방법은 심전도 생체인식을 위한 파형추출 검증방법과 동일하게 민감도와 정확도를 이용하였다. 표 4.는 MIT-BIH 데이터베이스를 기준으로 12명을 선정하여 실험한 결과이며, 그 결과 총 288,535개의 심전도 파형을 대상으로 민감도 99.68%, 정확도 99.36%의 성능을 보였다. 실험 결과 중 데이터베이스 번호 105번의 경우 96.54%로 파형추출률이 가장 낮은 결과를 보였는데, 이 파형의 경우 전문가가 눈으로 직접 확인하는 경우에도 파형추출이 어려울 정도로 전체적으로 잡음이 파다하여 낮은 추출률을 보인 것으로 판단한다. 또 일부 데이터의 경우는 심장질환 파형의 주파수 대역이 정

표 3. 심전도 생체인식을 위한 파형 추출 성능
Table 3. Signal detection performance results from Lead II ECG signals for biometrics.

측정자 번호	TP (개)	FN (개)	FP (개)	Sensitivity (%)	Accuracy (%)
1	427	0	0	100	100
2	347	0	0	100	100
3	315	0	0	100	100
4	298	0	0	100	100
5	334	0	0	100	100
6	452	0	0	100	100
7	350	2	2	99.431	98.86
8	508	0	0	100	100
9	414	0	0	100	100
10	463	0	0	100	100
11	382	0	0	100	100
12	349	0	0	100	100
13	374	0	0	100	100
14	337	0	0	100	100
15	385	0	0	100	100
16	516	0	0	100	100
17	379	1	1	99.736	99.47
18	356	0	0	100	100
19	420	0	2	100	99.52
20	371	0	0	100	100
21	453	1	0	99.779	99.78
22	398	0	0	100	100
23	385	0	0	100	100
24	383	0	0	100	100
25	443	0	0	100	100
26	384	0	0	100	100
27	356	0	0	100	100
28	384	0	0	100	100
29	335	0	0	100	100
30	431	0	0	100	100
Total	11729	4	5	99.965	99.92

상파형의 주파수 대역과 달라 10~15Hz의 대역통과 필터를 사용하여 잡음을 제거할 경우 오히려 파형이 작아지거나 없어져 파형추출률을 낮추는 요인으로 작용하였다. 본 논문에서 제안한 10~15Hz의 차단 주파수 대역의 대역통과 필터는 심전도 생체인식(잡음환경에 있는 정상파형)을 위한 잡음제거 및 파형추출에는 효과적인 차단주파수 범위이지만 심전도 심장질환진단을 위한 파형추출 알고리즘에서는 조금 넓은 차단주파수(cutoff

표 4. MIT-BIH 데이터를 이용한 QRS 파형추출 결과
Table 4. QRS signal detection performance results from MIT-BIH data base Lead II ECG signals.

D.B 번호	TP (개)	FN (개)	FP (개)	Sensitivity (%)	Accuracy (%)
100	2273	0	0	100	100
101	1865	0	0	100	100
105	2541	31	58	98.79	96.54
107	2132	1	0	99.95	99.95
116	2385	24	2	99.00	98.92
200	2586	2	2	99.92	99.85
208	2922	18	1	99.39	99.35
213	3237	1	2	99.97	99.90
219	2151	0	0	100	100
222	2614	10	1	99.62	99.58
228	2053	10	21	99.52	98.50
232	1776	1	5	99.94	99.66
Total	288535	98	92	99.68	99.36

frequency)대역을 선택하면 파형추출인식률을 조금 더 높일 수 있을 것으로 기대한다.

V. 결 론

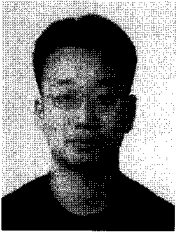
본 논문에서는 진단을 위한 심전도 리드II 파형과 생체인식을 위한 심전도 리드III 파형을 각각의 목적에 따라 모두 추출할 수 있는 파형추출 알고리즘을 제안하였다. 파형추출을 위해서 우선 10~15Hz의 대역통과 필터를 사용하여 잡음제거와 동시에 심전도 리드II,III 신호의 Q, R, S파를 제외한 P파와 T파를 제거하고, 기저선을 정의하여 기저선 밑의 파형을 모두 절댓값 취하여 양수화 시켰다. 그리고 그 값을 제공하여 파형을 증폭시킨 후 문턱값(threshold line)을 정의하여 심전도 리드II,III 신호의 R파를 추출하였다. 제안한 알고리즘을 검증하기 위해 운동직후, 음주, 흡연, 카페인 복용 후 등 다양한 환경에서 30명의 측정자로부터 데이터를 수집하고 파형추출을 실험한 결과 민감도(sensitivity) 99.97%와 정확도(accuracy) 99.92%의 파형 추출률을 보였다. 또한 동일한 알고리즘을 이용하여 심장질환 진단을 위한 파형추출 방법을 확인하기 위해 MIT-BIH 데이터베이스의 48명의 심장질환자 중 무작위로 12명을 선정하여 파형추출 성능 및 오차를 실험한 결과 민감도 99.68%, 정확도 99.36%의 성능을 보였으며, 향후 잡음

제거필터의 대역폭 수정과 기저선 잡음에 대한 개선이 이루어진다면 그 성능을 보다 높일 수 있을 것으로 본다. 본 논문에서 제안한 알고리즘은 심전도 리드Ⅱ,Ⅲ 신호뿐만 아니라 다양한 심장질환 파형을 모두 추출할 수 있을 뿐만 아니라 기존의 파형추출 알고리즘에 비해 계산량이 많지 않아 시스템구성에 유리할 것으로 기대한다. 또한 별도의 패스워드나 아이디 입력 장치 없이 one-stop으로 환자확인 및 심장 질환 진단 그리고 데이터베이스 관리까지 가능한 u-healthcare 시스템의 파형추출 알고리즘으로 적용이 가능하여 의료산업, 생체인식 산업 등과 다양한 신호처리 분야에 적용이 가능할 것으로 기대한다.

참 고 문 헌

- pp.62-63, 2002.
- [10] Steven A. Israel, W. Todd Scruggs, William J. Worek, John M. Irvine, "Fusing Face and ECG for Personal Identification", IEEE Computer society, Applied Imagery Pattern Recognition Workshop, Vol. 15, Issue 17, pp.226-231, 2003.
- [11] Adrian D.C Chan, Mohyeldin M. Hamdy, Armin Badre, Vesal Badee, "Wavelet distance measure for person identification using ECG", *IEEE Transactions on instrumentation and measurment*. Vol. 57, Issue 2. pp. 248-253, 2008.
- [12] Thakor, V. Nitish, Webster, G. John, Tompkins, J. Willis, "Estimation of QRS Complex Power Spectra for Design of a QRS Filter", *IEEE Trans., Biomedical Eng.*, pp.702-706, 1984.
- [1] American Heart Association, Heart Disease & Stroke Statistics 2009, Dallas, TX, 2009.
- [2] 권영일, "u-Health 서비스 배경 및 추진현황", 한국정보사회진흥원 HN FOCUS vol. 19, 2008.
- [3] 고은지, "맞춤형 건강관리 서비스가 뜬다", LG 주간경제, pp.3-7, 2007.
- [4] Tae Seon Kim and Chul Hong Min, "ECG Based Patient Recognition Model for Smart Healthcare Systems", *Lecture Notes in Computer Science, Systems Modeling and Simulation: Theory and Applications*, Vol. 3398, pp. 159-166, Feb. 2005.
- [5] j. Pan and W. J. Tompkins, "A real-time QRS detection algorithm", *IEEE trnas. Biomed. Eng.*, Vol. BME-32, No. 3, pp.230-236, 1985.
- [6] D. S. Benitez, P. A. Gaydecki, A. Zaidi, A. P. Fitzpatrick, "A new QRS detection algorithm based on the Hilbert transform", *Computers in Cardiology of IEEE*, pp. 379-382, 2000.
- [7] Boqiang Huang; Yuanyuan Wang, "Detecting QRS Complexes of Two-Channel ECG Signals by Using Combined Wavelet Entropy", *Bioinformatics and Biomedical Eng., ICBBE International Conf.* pp.1-4, 2009.
- [8] Lena Biel, Ola Pettersson, Lennart Philipson, and Peter Wide, "ECG Analysis : A New Approach in Human Identification", *IEEE Trans. on Instrumentation and Measurement*. Vol.50, No.3, 2001.
- [9] T.W.Shen, W.J.Thopkins, Y.H.Hu, "One-Lead ECG for Identity Verification", *Eng. in Medicine and Biology Society, Proceedings of the 24rd Annual International Conf. of the IEEE*, Vol. 1,

저 자 소 개



민 철 홍(학생회원)
 2005년 가톨릭대학교 반도체
 시스템공학과 학사졸업.
 2007년 가톨릭대학교
 컴퓨터공학과 석사졸업.
 2009년 현재 가톨릭대학교
 컴퓨터공학과 박사과정.

<주관심분야 : 헬스케어 시스템, 지능형 시스템,
 반도체공정>



김 태 선(정회원)-교신저자
 1991년 인하대학교 전기공학과
 학사 졸업.
 1993년 인하대학교 전기공학과
 석사졸업.
 1998년 Georgia Institute of
 Technology, 전기 및
 컴퓨터공학과 박사 졸업.

1999년 Georgia Institute of Technology,
 Packaging Research Center (PRC),
 Post-Doctoral Research Associate
 1999년~2001년 삼성전자 반도체 책임연구원.
 2001년~현재 가톨릭대학교 정보통신전자공학부
 부교수.

<주관심분야 : 지능형시스템, BIT융합기술, 지능
 형 반도체 제조기술>